



(ICCE-۲۰۲۱) پنجمین کنفرانس مهندسی مخابرات ایران

تأثیر حذف نویز مبتنی بر شبکه خود رمزنگار عمیق بر دقت تخمین اختلاف زمان ورود سیگنال (TDOA)

شبنم حسین‌زاده^۲

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران
sh.hoseinzadeh@urmia.ac.ir

سیدصدرا کاشف^۴

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران
s.kashef@urmia.ac.ir

مهدی چهل‌امیرانی^۶

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران
m.amirani@urmia.ac.ir

امین حیرانی خامنه^۱

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران
a.heyrani@urmia.ac.ir

علی ططری^۳

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی اصفهان، اصفهان، ایران
a.tatari@ec.iut.ac.ir

مرتضی ولی‌زاده^۵

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران
mo.valizade@urmia.ac.ir

گرفته است [۲] و در زمینه‌های نظامی و غیرنظامی از جمله شبکه‌های حسگر، ارتباطات بی‌سیم، رادار، ناوبری و غیره به کار گرفته شده است. روش‌های مکان‌یابی معمولاً شامل اختلاف زمان ورود سیگنال (TDOA)، اختلاف فرکانس ورود (FDOA)، زاویه ورود (AOA) یا شیفت داپلر است [۳].

در یک سیستم موقعیت‌یابی مبتنی بر TDOA، می‌توان با استفاده از محاسبه اختلاف زمان ورود سیگنال به حسگرهای مختلف، مکان هدف را محاسبه کرد. به این ترتیب، مجموعه‌ای از معادلات هندولی یا هیپربولوئید بدست می‌آید که با حل معادلات فوق‌میتوان مختصات هدف را یافت. نسبت سیگنال به نویز (SNR) بالا حساسیت بسیار خوبی را به سیستم می‌دهد که منجر به تخمین دقیق‌تر مکان می‌شود. علاوه بر این، SNR بالاتر دقت پایین ناشی از پهنای باند کوچک سیگنال را جبران می‌کند [۴].

فناوری‌های مبتنی بر TDOA به طور معمول برای سیگنال‌های ارتباطی مدرن مانند DVB-T، DAB، LTE یا WiMAX، به خوبی کار می‌کند [۵]. مفهوم TDOA حتی امکان جبران اثرات بازتاب و انتشار چندمسیره را فراهم می‌کند و آن را به ویژه در محیط‌های متراکم شهری قدرتمند می‌سازد.

یکی از روش‌های متداول تخمین TDOA، روش همبستگی متقابل تعمیم یافته (GCC) است. [۶]. از نظر ریاضی معادله همبستگی گسسته به این صورت نشان داده می‌شود:

$$R_{xy}(k) = \sum_{t=-N}^{N-1} x(t) y^*(t+k) \quad (1)$$

چکیده — در این مقاله، نویز سیگنال‌های پالس مدوله شده به کمک یک شبکه عصبی مصنوعی کانولوشنی عمیق حذف می‌گردد. شبکه پیشنهادی با عملکرد خوب خود توانایی بهبود دقت تخمین اختلاف زمانی سیگنال‌های دریافتی پس از حذف نویز را دارا است. نتایج تخمین بعد از حذف نویز با روش مذکور نشان می‌دهد که میزان بهبود SNR و همچنین با ملاک قرار دادن انحراف معیار خطا در SNRهای کمتر از ۱۵ دسی‌بل نسبت به روش مرسوم بسته مویک به نتایج بهتری دست یافته است.

کلید واژه — مکان‌یابی، اختلاف زمان ورود، حذف نویز، تخمین خطا، شبکه خود رمزنگار عمیق، تبدیل مویک.

۱. مقدمه

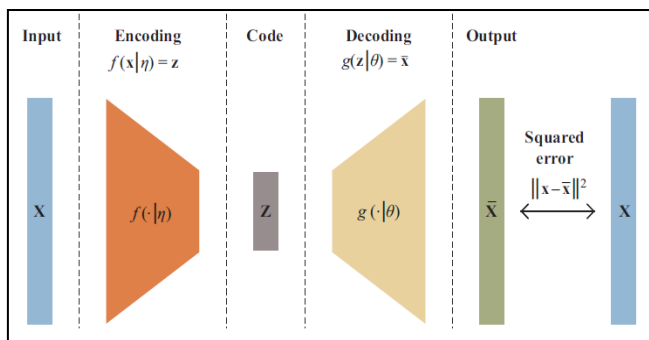
یکی از راه‌های دست آوردن به موقعیت دقیق هدف، استفاده از اختلاف زمان ورود سیگنال (TDOA) در یک گیرنده‌ی آرایه‌ای است. وجود نویز در محیط و خطای اندازه‌گیری در گیرنده‌ها باعث بروز خطا در تخمین تاخیر زمانی می‌شود. به بیان دیگر در رادارهای پسیو از TDOA برای تخمین تاخیر زمانی استفاده می‌شود [۱].

۲. تشریح روش پیشنهادی

A. مکان‌یابی TDOA

مکان‌یابی بر اساس گروهی از حسگرها که موقعیت آنها مشخص است، به طور گسترده در تحقیقات پردازش سیگنال مورد مطالعه قرار

ابتدا، رمزگذار $f(\cdot | \eta)$ ورودی x را به کد z با طول کوتاه که در شکل ۱ نشان داده شده رمزگذاری می‌کند. سپس کد z توسط رمزگشای $g(\cdot | \theta)$ به خروجی \bar{x} در اندازه x تبدیل می‌شود. با توجه به یک مجموعه داده $\{x_i\}_{i=1}^n$ ، هدف از آموزش، یادگیری پارامترهای تنظیم شده است که مجموع خطای مربع $\sum_{i=1}^n \|x_i - \bar{x}_i\|^2$ را به حداقل می‌رساند.



شکل ۱: فلوچارت عملیات AE

CNN ها نسخه‌های منظمی از پرسپترون چند لایه است که از فرآیندهای بیولوژیکی الهام گرفته شده است. دو مولفه اصلی CNN، لایه‌هایی برای عملیات کانولوشن و عملیات ادغام^۲ مانند حداکثر ادغام^۳ است. برخلاف لایه‌های تمام متصل (FC) که الگوهای کلی ورودی را یاد می‌گیرند، لایه‌های کانولوشن می‌توانند الگوهای محلی را یاد بگیرند.

CNN-AE ها مزایای نمایش فرآیند یادگیری AE را با کاهش پیچیدگی CNN ادغام می‌کند. در CNN-AE لایه‌های متناظر با کاهش نرخ نمونه‌برداری در قسمت رمزگذار شبکه توسط لایه‌های متناظر با افزایش نرخ نمونه‌برداری در قسمت رمزگشای شبکه دنبال می‌شوند. CNN-AE آموزش دیده به نام CDAE می‌تواند سیگنال دارای نویز را در یک فضای نمایشی که نسبت به نویز حساسیت کمتری دارد، نگاشت دهد. بنابراین پس از فرآیند رمزگشایی، سیگنال‌های عاری از نویز تولید می‌کند. برای یادگیری یک شبکه کارآمد برای کاهش نویز سیگنال زمانی که مقدار متوسطی از داده در دسترس است، استفاده از شبکه‌های CDAE می‌تواند بسیار مفید باشد. شبکه‌های CDAE از یادگیری بازنمایی محلی و بازبازی سیگنال محلی که برای کاهش نویز سیگنال لازم است، استفاده می‌کنند. این قابلیت با

^۲ Pooling
^۳ Max Pooling

که N طول سیگنال است. $R_{xy}(k)$ تابع همبستگی سیگنال $x(t)$ و $y(t)$ نامیده می‌شود، * نشانگر مزدوج مختلط است. از آنجاییکه $R_{xy}(k)$ شباهت بین دو سیگنال $x(t)$ و $y(t)$ را نشان می‌دهد، برای یک مقدار خاص k متناظر با بیشترین شباهت، به حداکثر خود می‌رسد. اگر $x(t)$ و $y(t)$ تاخیر یافته‌های یک سیگنال باشند، $R_{xy}(k)$ به حداکثر خود می‌رسد اگر k تاخیر بین دو سیگنال باشد.

مدل سیگنالی که توسط یک منبع ساطع می‌شود و در دو حسگر مختلف دریافت می‌شود بصورت زیر است:

$$r_1(t) = s(t) + n_1(t) \quad (2)$$

$$r_2(t) = s(t-D) + n_2(t) \quad (3)$$

که D اختلاف زمان ورود سیگنال در دو حسگر است و برای محاسبه تاخیر داریم:

$$\hat{D} = \arg \max_k R(k) \quad (4)$$

هنگامی که SNR زیاد است، مقدار حداکثر تابع همبستگی، k ، مربوط به تاخیر زمانی واقعی D است. انحراف استاندارد برای محاسبه دقت GCC استفاده می‌شود که هر چه این مقدار به صفر نزدیکتر باشد عملکرد تخمین بهتر است. برای تعیین مکان نیاز به تأخیر زمانی بین ۴ سنسور مستقل است.

این مقاله روشی پیشنهاد می‌کند که سیگنال‌ها را قبل از آنکه برای تخمین تاخیر به سیستم داده شوند پیش پردازش کرده و نویز سیگنال را تا حد زیادی کاهش می‌دهد.

B. حذف نویز با استفاده از CDAE

بسیاری از الگوریتم‌های کاهش نویز سیگنال مبتنی بر یادگیری عمیق (DL) مانند شبکه‌های خود رمزگذار (AE) و شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) پیشنهاد شده‌اند [۷، ۸]. خود رمزگذارها برای کاهش ابعاد فضای ویژگی سیگنال‌های دارای نویز استفاده می‌شوند که ورودی و خروجی آنها سیگنال‌های دارای تداخل و نویز هستند. کاهش نویز خود رمزگذار (DAE) سعی می‌کند برخی از نمایش‌ها را که نسبت به نویز حساسیت کمتری دارند بیاموزد و با استفاده از این نمایش‌ها سیگنال بدون نویز را بازبازی می‌کند.

Return θ_{new}

تابع خطی مورد استفاده در لایه‌های عمیق بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$\text{ReLu}(x) = \begin{cases} x & x < 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (۶)$$

C. حذف نویز با استفاده از بسته موجک

بسته‌ی موجک^۴، تعمیم‌یافته‌ی تجزیه‌ی موجک^۵ است که امکان بیشتری برای تحلیل سیگنال در حوزه فرکانس ایجاد می‌کند. در تبدیل موجک، سیگنال به دو شاخه‌ی تقریب و جزئیات تقسیم می‌شود و این روند بر روی شاخه‌ی تقریب تکرار می‌شود. برای n سطح یعنی درختی به عمق n تعداد n+1 مسیر ممکن برای تجزیه یا کدگذاری سیگنال وجود دارد. در تحلیل بسته‌ی موجک، جزئیات را نیز می‌توان همانند تقریب تجزیه کرد. حاصل این کار دسترسی به بیش از n^۲ روش متفاوت برای کدگذاری سیگنال است. در حقیقت تبدیل موجک گوشه‌ای از تجزیه‌ی بسته‌ی موجک است. بنابراین بسته‌ی موجک نمایش بهتری از سیگنال نسبت به تبدیل موجک ارائه می‌دهد و به همین دلیل پیشنهاد شده است. با افزایش عمق درخت موجک، سیگنال به صورت جزئی‌تر تجزیه می‌شود. در صورت استفاده از WPD^۶ با مراتب بالاتر پیچیدگی الگوریتم و زمان مورد نیاز برای پردازش سیگنال افزایش می‌یابد و حتی ممکن است دقت نیز کاهش یابد. با استفاده از تبدیل موجک و آستانه‌یابی مناسب و معکوس تبدیل موجک و با انتخاب تابع پایه و عمق تجزیه‌ی موجک مناسب می‌توان نویز موجود در سیگنال را تا حدی حذف کرد. فرایند حذف نویز موجک در سه مرحله انجام می‌شود [۹]: الف) تجزیه‌ی موجک سیگنال‌های نویزی، ب) اندازه‌گیری آستانه‌ی ضرایب فرکانس بالا، ج) بازسازی سیگنال با استفاده از تبدیل معکوس موجک.

پس از عبور سیگنال نویزی از تبدیل موجک، بیشتر انرژی سیگنال در برخی از ضرایب خاص موجک متمرکز شده و انرژی نویز به طور مساوی در سراسر حوزه‌ی موجک توزیع می‌شود. از آنجا که ضریب موجک نویز از سیگنال کوچکتر است، می‌توان با تنظیم مجدد ضریب موجک نویز به صفر، نویز را استخراج کرد. نویز موجود در روش آستانه‌ی موجک معمولاً در فرکانس‌های بالا قرار دارد. با استفاده از این

^۴ Wavelet Packet Decomposition (WPD)

^۵ Wavelet Transform (WT)

^۶ Wavelet Packet Decomposition

استفاده از شبکه‌های تمام متصل اخیر در دسترس نیست.

طراحی ساختار ایده آل در برنامه‌های کاربردی DL هیچ قاعده و اصول کلی ندارد و مبتنی بر آزمون و خطا و برخی تجربیات محققان است. بنابراین، با انجام تعدادی آزمایش، ساختار ارائه شده طراحی شده است.

برای دستیابی به شبکه بهینه، مجموعه‌ای از پارامترها باید به درستی تنظیم شوند. برای این منظور، یک تابع هزینه بر اساس میانگین قدر مطلق خطا بین سیگنال بدون نویز هدف و خروجی شبکه طراحی شده تعریف شده است که به حداقل می‌رسد.

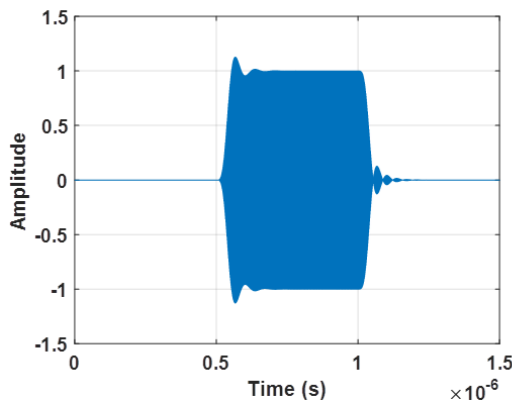
فرآیند بهینه‌سازی با استفاده از تکنیک کاهش گرادیان تصادفی بصورت تکراری انجام می‌شود. با توجه به مجموعه آموزش $\{x_i\}_{i=1}^n$ ، آموزش AE را می‌توان با به حداقل رساندن مسئله بهینه‌سازی زیر مدل‌سازی کرد:

$$\min_{\theta, \eta} \sum_{i=1}^n \|x_i - g(f(x_i | \eta) | \theta)\|^2 \quad (۵)$$

الگوریتم بهینه‌سازی ADAM، که به طور وقتی میزان یادگیری را تعیین می‌کند، برای به حداقل رساندن تابع هزینه انتخاب شده است. این الگوریتم نسخه بهبود یافته‌ای از کاهش گرادیان تصادفی است که برای آموزش مدل‌های یادگیری عمیق مناسب‌تر است. الگوریتم ADAM بهترین خصوصیات الگوریتم‌های RMSProp و AdaGrad را با هم ترکیب می‌کند تا یک الگوریتم بهینه‌سازی ارائه دهد که بتواند گرادیان تنک را برای مسایل دارای نویز مدیریت کند. ADAM بهترین نوع آموزش را برای شبکه پیدا می‌کند و با استفاده از روشی که در جدول ۱ آورده شده است، وزن‌ها را به روز می‌کند.

جدول ۱ الگوریتم ADAM

```
 $\theta_{temp} \leftarrow \theta_{t-1} - \beta_1 * v_{t-1}$ 
Calculate gradient:  $\hat{h}_t \leftarrow \nabla_{\theta_{temp}} \sum_i \mathcal{L}(f(x; \theta_{temp}) \cdot y)$ 
 $\hat{k}_t \leftarrow \nabla_{\theta_{t-1}} \sum_i \mathcal{L}(f(x; \theta_{t-1}) \cdot y)$ 
 $t \leftarrow t + 1$ 
Update history/ bias 1st order moment:  $v_t \leftarrow \beta_1 v_{t-1} + \eta \hat{h}_t$ 
Update bias 2nd order moment:  $m_t \leftarrow \beta_2 * m_{t-1} + (1 - \beta_2) * \hat{k}_t * \hat{k}_t$ 
Bias correction of 1st order moment:  $\hat{v}_t \leftarrow \frac{v_t}{1 - \beta_1^t}$ 
Bias correction of 2nd order moment:  $\hat{m}_t \leftarrow \frac{m_t}{1 - \beta_2^t}$ 
Calculate updates:  $\Delta\theta \leftarrow \frac{\eta}{\epsilon + \sqrt{\hat{m}_t}} * \hat{v}_t$ 
Apply update:  $\theta_{new} \leftarrow \theta_{old} - \Delta\theta$ 
End while
```



شکل ۲ تک پالس دریافتی بر حسب زمان

بعد از نمونه برداری از سیگنال دریافتی و با صرف نظر از نویز نمونه برداری و کوانتیزاسیون، به دلیل استفاده از تقویت کننده و عبور سیگنال از مدارهای نویزی، فرض می‌گردد که یک نویز گوسی سفید با سیگنال دریافتی جمع گردیده است. بنابراین کانال به صورت یک کانال AWGN با نسبت سیگنال به نویزهای (SNR) برابر با ۵، ۱۲، ۱۵ و ۲۰ دسی بل در نظر گرفته می‌شود. با توجه به اینکه اختلاف زمانی بین دو سیگنال، حاصل یک تخمین بوده و نتیجه‌ای معین ندارد، بنابراین برای ارزیابی دقت تخمین لازم است تا پارامترهای آماری تخمین محاسبه گردند. در تخمین‌های غیر بایاس (unbiased) هرچقدر واریانس تخمین کمتر باشد، دقت آن بیشتر خواهد بود. بنابراین با توجه به غیر بایاس بودن تخمین، از واریانس یا انحراف معیار تخمین برای ارزیابی کیفیت آن استفاده می‌نماییم. در نتیجه تخمین به ازای تأخیرهای متفاوت به دست آمده و انحراف معیار خطای تخمین (با معلوم بودن مقدار دقیق تأخیر و کسر از مقدار تخمین آن) محاسبه می‌گردد.

B. ساختار پیشنهادی جهت حذف نویز و بازسازی سیگنال

به منظور حذف نویز و با هدف بهبود دقت تخمین، از شبکه حذف نویز خودرمزگذار کانولوشنی عمیق^۷ استفاده شده است. با توجه به عمیق بودن شبکه عصبی مورد بحث، جهت یادگیری صحیح شبکه و جلوگیری از بیش برازش^۸، داده‌های آموزشی باید به اندازه کافی بزرگ باشند. به همین منظور در این شبیه‌سازی ۱۰۰۰۰ سیگنال تأخیر

ویژگی، ضرایب فرکانس بالا آستانه‌یابی می‌شوند و سپس برای به دست آوردن سیگنال بدون نویز بازسازی می‌شوند. بهترین توابع آستانه‌یابی مورد استفاده تابع آستانه‌ی نرم و سخت هستند که توسط Donoho و همکارانش [۱۰۹] پیشنهاد شده‌اند. در روش پیشنهادی، روش حذف نویز بسته‌ی موجک برای سیگنال نویزی جمع آوری شده با بهبود نسبت سیگنال به نویز (SNR) و در راستای ایجاد نقطه بیشینه‌ی برجسته‌ی تابع همبستگی مطرح شده است که منجر به تخمین دقیق‌تر زمان تأخیر از تابع همبستگی متقابل است.

۳. داده مورد استفاده

A. مدل سیستم

سیگنال به کار رفته در این سیستم یک پالس مستطیلی بوده که بر روی یک سیگنال حامل با فرکانس ۱۰۳۰ و یا ۱۰۹۰ مگاهرتز سوار می‌گردد که در شکل ۳ نشان داده شده است. عرض این پالس ۴۵۰ نانوثانیه در فرکانس ۱۰۳۰ مگاهرتز و ۸۰۰ نانوثانیه در فرکانس ۱۰۹۰ مگاهرتز است. نرخ نمونه برداری در حدود ۱ گیگا سمبل بر ثانیه بوده و نمونه‌های به دست آمده بعد از نمونه برداری کوانتیزه می‌شوند. سیگنال دریافتی قبل از نمونه برداری از یک فیلتر میانگذر به پهنای باند ۳۰ – ۶۰ مگاهرتز عبور می‌نماید. علت استفاده از این فیلتر اولاً کاهش توان نویز بوده و مهمتر از آن حذف تداخل سیگنال بر روی باندهای مجاور فرکانس مورد نظر می‌باشد؛ زیرا سیگنال پالس دارای پهنای باند نامحدود است. اعوجاج جزئی در ابتدا و انتهای پالس نشان داده شده در شکل ۲ نیز به دلیل فیلترینگ می‌باشد. پالس نشان داده شده به صورت پشت سر هم ارسال شده و فاصله‌ی زمانی بین پالس‌های مختلف نامعلوم است. بنابراین پالس بعدی ممکن است بلافاصله و یا بعد از چندین میکروثانیه دریافت گردد.

^۷ Deep Denoising Autoencoder

^۸ Overfit

یافته در نسبت سیگنال به نویز برابر با (۲۰-۵) دسی بل و پهنای باند فیلتر (۳۰ مگاهرتز) استفاده شده است.

مدل پیشنهادی از پنج لایه کانولوشنی کدگذار^۹ و پنج لایه کانولوشنی کدگشا^{۱۰} تشکیل شده است. اندازه سیگنال ورودی در ابتدای بخش کدگذار ۱۵۰۰ و در انتهای آن به دلیل استفاده از لایه ادغام^{۱۱} به ۱۲۵ نمونه کاهش پیدا کرده است. جدول ۲ پیکربندی شبکه پیشنهادی را نشان می دهد.

جدول ۲ پیکربندی شبکه پیشنهادی

Layer	Proposed	Kernel Size	Number	Signal Size	Activation	Size after Pooling
Encoder	۱	Input	-	۱۵۰۰	-	-
	۲	Conv ^۱ D	۱۶	۵۰	Relu	۷۵۰
	۳	Conv ^۱ D	۲۸	۵۰	Relu	۳۷۵
	۴	Conv ^۱ D	۳۲	۵۰	Relu	۱۲۵
	۵	Conv ^۱ D	۳۲	۴۰	Relu	۱۲۵
	۶	Conv ^۱ D	۶۴	۴۰	Relu	۱۲۵
Layer	Proposed	Kernel Size	Number	Signal Size	Activation	Size After Upsampling
Decoder	۷	Conv ^۱ D	۶۴	۴۰	Relu	۱۲۵
	۸	Conv ^۱ D	۳۲	۴۰	Relu	۱۲۵
	۹	Conv ^۱ D	۳۲	۵۰	Relu	۷۵۰
	۱۰	Conv ^۱ D	۲۸	۵۰	Relu	۱۵۰۰
	۱۱	Conv ^۱ D	۱۶	۵۰	Relu	-
	۱۲	Conv ^۱ D	۱	۵۰	Linear	-

در همه لایه ها از تابع فعال ساز Relu^{۱۲} و در لایه آخر از تابع فعال ساز Linear استفاده شده است. در هر لایه از زیرلایه های ادغام بیشینه^{۱۳} ویژگی نیز استفاده شده است تا تعداد پارامترهای جهت آموزش شبکه کاهش پیدا کند. از ۷۰٪/۷۰۰۰ داده ها جهت آموزش، ۱۵٪/۱۵۰۰ جهت صحت سنجی و ۱۵٪/۱۵۰۰ جهت آزمایش شبکه عصبی استفاده شده است. بهینه ساز این شبکه ADAM و معیار ارزیابی میانگین خطای مطلق در نظر گرفته شده است. جهت مقایسه کارایی مدل حذف نویز پیشنهادی این شبکه به ازای SNRهای مختلف آموزش و نتایج با روش حذف نویز مبتنی بر بسته موجک مقایسه شده است.

۴. شبیه سازی و نتایج تجربی

سیگنال های مرجع و تاخیر یافته جهت ارزیابی میزان بهبود روش حذف نویز پیشنهادی در تخمین میزان اختلاف زمانی بین دو سیگنال

^۹ Encoder

^{۱۰} Decoder

^{۱۱} Pooling

^{۱۲} Rectification Linear Unit

^{۱۳} Maxpooling

در SNRهای ۵dB، ۱۲dB، ۱۵dB و ۲۰dB تهیه می شوند. میزان تاخیر اعمالی در سیگنال ها در بازه [۰/۳۷۵، ۰/۳۷۵] میکروثانیه در نظر گرفته شده است. بعد از آموزش شبکه پیشنهادی، میزان کارکرد شبکه با اعمال تعداد ۲۰۰ تاخیر تصادفی در بازه مذکور جهت آزمایش شبکه ارائه شده انتخاب شده است. شکل ۳ سیگنال مورد بحث را در SNRهای مختلف را نشان می دهد. پس از تولید داده های آزمایشی، میزان بهبود نسبت سیگنال به نویز سیگنال های مرجع و تاخیر یافته توسط الگوریتم پیشنهادی این پژوهش و روش بسته موجک محاسبه و مقایسه شده است. جدول ۳ میزان بهبود نسبت سیگنال به نویز دو روش مذکور را نشان می دهد.

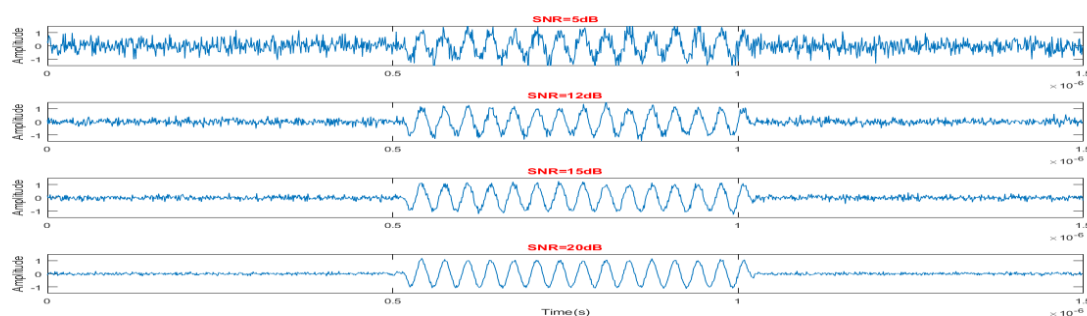
جدول ۳ مقایسه میزان بهبود SNR روش مبتنی بر بسته موجک و روش پیشنهادی

روش بسته موجک	میزان بهبود	
	SNR(dB)	میزان بهبود
روش بسته موجک	۵	۵/۹۸
	۱۲	۶/۰۹
	۱۵	۵/۷۳
	۲۰	۳/۲۵
روش پیشنهادی	۵	۳۰/۲۶
	۱۲	۲۶
	۱۵	۲۲/۴۸
	۲۰	۱۷/۴۳

با توجه به جدول مشاهده می گردد که میزان بهبود نسبت سیگنال به نویز روش پیشنهادی نسبت به روش متداول تبدیل موجک بیشتر است. برخلاف تبدیل موجک که با اعمال ترکیب خطی از توابع موجک سیگنال را بازسازی می کند، شبکه پیشنهادی با عبور دادن سیگنال ورودی از لایه های مختلف با واحدهای غیرخطی و استخراج ویژگی های سطح بالا از آن، توانایی جداسازی مولفه های سیگنال از نویز بهتری نسبت به روش خطی ذکر شده دارد.

۵. مقایسه و ارزیابی نتایج تخمین TDOA با روش پیشنهادی

به منظور افزایش رزولوشن زمانی سیگنال برای تخمین درست قسمت های اعشاری تاخیر سیگنال سیگنال را ۱۰ برابر درون یابی می نمایم. بعد از استخراج پوش هر دو سیگنال دریافتی، تأخیر زمانی را با استفاده از همبستگی بین پوش های آن ها به دست می آوریم. شکل ۴ انحراف معیار خطای تخمین به دست آمده با روش محاسبه TDOA مذکور سیگنال های آغشته به نویز، حذف شده با روش بسته



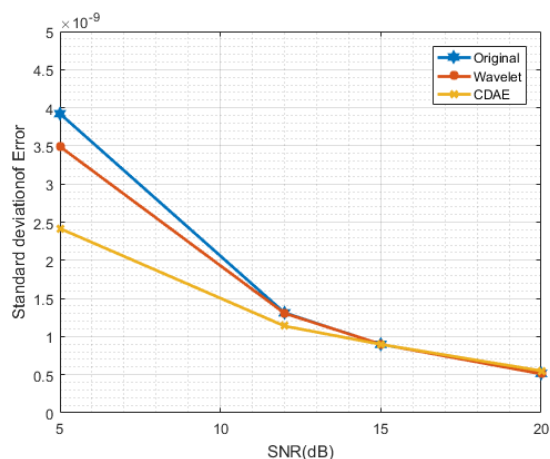
شکل ۳: شکل سیگنال مورد بحث در SNRهای ۵، ۱۲، ۱۵ و ۲۰ دسی‌بل.

همچنین دقت تخمین تاخیر در SNRهای کوچکتر از ۱۵ دسی‌بل سیگنال‌های حذف نویز شده توسط ساختار پیشنهادی نسبت به روش بسته موجک بهتر است.

مراجع

- [۱] Feng Jin and Farook Sattar, 'Enhancement of Recorded Respiratory Sound Using Signal Processing Techniques', Chapter ۳۹, Pages: ۲۹۱-۳۰۰, ۲۰۰۹.
- [۲] Jousha Leigh Sendall, "Implementation of a Low-Cost Passive Bistatic Radar", Requirements for the degree Master of Engineering, University of Peritoria, ۲۰۱۶.
- [۳] Yik Ling Lim, "The Modelling and Simulation of Passive Bistatic Radar", Thesis submitted for the degree of Master of Philosophy, The University of Adelaide, ۲۰۱۳.
- [۴] Hugh D. Griffiths, Christopher J. Baker, "An Introduction to Passive Radar", ۲۰۱۷.
- [۵] Jousha Leigh Sendall, "Implementation of a Low-Cost Passive Bistatic Radar", Requirements for the degree Master of Engineering, University of Peritoria, ۲۰۱۶.
- [۶] Mateusz Malanowski, "Signal Processing for Passive Bistatic Radar", Artech House Radar Library, turn to the back of this book, ۲۰۱۹.
- [۷] Weiqiang Zhu, S. Mostafa Mousavi and Gregory C. Beroza, "Seismic Signal Denoising and Decomposition Using Deep Neural Networks", Volume: ۵۷, ۲۰۱۹.
- [۸] Houda Abouzid, Otman Chakkor, Oscar Gabriel Reyes and Sebastian Ventura, "Signal Speech Reconstruction and Noise Removal using Convolutional Denoising Audioencoders with Neural Deep Learning", Analog Integrated Circuits and Signal Processing, Springer Science+Business Media, LLC, part of Springer Nature, ۲۰۱۹.
- [۹] Yuan, Y., Hou, S., & Zhao, Q. (۲۰۱۷, July). An improved TDOA localization algorithm based on wavelet transform. In ۲۰۱۷ ۷th IEEE International Conference on Electronics Information and Emergency Communication (ICEIEC) (pp. ۱۱۱-۱۱۴). IEEE.
- [۱۰] D. L. Donoho and I. M. Johnstone, "Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage," Biometrika, vol. ۸۱, no. ۳, ۱

موجک و حذف نویز شده با روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.



شکل ۴: مقایسه میزان انحراف معیار خطای تخمین در روش همبستگی متقابل

با نظر به شکل ۴ مشاهده می‌گردد که ساختار حذف نویز پیشنهادی در SNRهای پایین توانایی بهتری نسبت به روش حذف نویز مبتنی بر بسته موجک در کاهش میزان انحراف معیار خطا دارد. در حالی که در SNRهای بیشتر از ۱۵dB، با توجه به وضعیت مطلوب لبه‌های بالا رونده و پایین رونده پالس مورد بحث، میزان انحراف معیار خطا در هر سه حالت نزدیک به هم هستند.

۶. نتیجه‌گیری

با توجه به نتایج به دست آمده در شبیه‌سازی‌های انجام شده، روش حذف نویز پیشنهادی توانایی بهبود نسبت سیگنال به نویز بهتری نسبت به روش مرسوم حذف نویز بسته موجک را دارا می‌باشد.